

Insolvência Empresarial: Previsão com base em indicadores financeiros

VERSÃO FINAL APÓS DEFESA

Ricardo Manuel Alho Moraes

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em
Gestão
(2º ciclo de estudos)

Orientador: Prof. Doutor Pedro Miguel Ramos Marques Silva

agosto de 2020

Folha em branco

Dedicatória

Aos meus pais, que representam um dos maiores pilares da minha vida, a família, e a todas as pessoas que me acompanharam neste percurso.

Folha em branco

Agradecimentos

Esta dissertação carrega com ela o peso de muito esforço conjunto, empenho e dedicação, que teriam sido em vão, sem ter o apoio de todos.

Desta forma, o primeiro agradecimento dirige-se aos meus pais, que também aqui têm parte. Agradeço por todos os esforços que realizaram para me proporcionarem a oportunidade de eu ter uma vida melhor. Não só suportaram todos os encargos com o meu percurso escolar, como também me proporcionaram todas as comodidades para este processo fosse facilitado.

Reservo também um agradecimento especial ao meu orientador, Prof. Doutor Pedro Silva, pela disponibilidade que teve para comigo e por toda a dedicação. Uma ajuda preciosa que permitiu conferir consistência, credibilidade e qualidade à investigação.

Quero ainda deixar um agradecimento especial à minha namorada, Mónica, que me fortaleceu nos momentos mais complicados. Sempre esteve ao meu lado e auxiliou-me em matérias em que eu não possuía à-vontade. Agradeço ainda a estabilidade emocional que me ajudou a alcançar.

Gostava ainda de deixar um agradecimento a toda a minha família, e aos meus amigos, por todo o apoio e compreensão, dado que muitas vezes saíram prejudicados. Para além de abdicar de alguns momentos importantes, foi imperativa a necessidade de canalizar a maioria do tempo disponível, fora do período laboral para esta investigação.

Por último, gostava ainda de demonstrar o meu agradecimento para com todos os docentes que contribuíram para o meu percurso académico. Embora se tenham criado relações mais próximas com alguns, todos desempenharam um papel importante para me tornarem uma pessoa mais rica. Agradeço a vossa partilha de conhecimento.

Folha em branco

Resumo

Considerando a relevância que a atividade económica empresarial exerce na economia e os múltiplos e significativos impactos das insolvências, a presente investigação visa desenvolver um modelo sustentado em indicadores financeiros capaz de prever a insolvência empresarial num horizonte temporal de cinco anos.

Com base numa amostra inicial, emparelhada e equilibrada, constituída por 287 empresas insolventes e 287 empresas em atividade, esta investigação tem como objetivo geral concluir acerca da informação financeira relevante para a previsão da insolvência, de modo a investigar uma resposta possível ao seguinte questionamento: é possível prever, com antecedência, a insolvência empresarial com base na informação financeira?

Utilizando a análise de regressão logística, foram analisados os indicadores financeiros considerados relevantes na literatura, por forma a averiguar a sua aplicabilidade ao tecido empresarial português.

Palavras-chave

Previsão de insolvência; regressão logística; stress financeiro; insolvência; liquidação.

Folha em branco

Abstract

Considering the relevance that business economic activity has on the economy and the multiple and significant impacts of insolvencies, this research aims to develop a model based on financial indicators capable of predicting business insolvency over a five-year time horizon.

Based on a initial paired and balanced sample, consisting of 287 insolvent companies and 287 active companies, this investigation has the general objective of concluding on the financial information relevant to the insolvency forecast, in order to investigate a possible answer to the following question: is it possible to anticipate corporate insolvency on the basis of financial information?

Using the logistic regression analysis, the financial indicators considered relevant by the literature were analyzed, in order to ascertain their susceptibility to application to the portuguese business.

Keywords

Insolvency forecast, logistic regression, financial distress, insolvency, liquidation.

Folha em branco

Índice

Dedicatória.....	iii
Agradecimentos	v
Resumo	vii
Abstract.....	ix
Índice	xi
Lista de Tabelas	xiii
Lista de Rácios	xv
1. Introdução	1
2. Enquadramento	3
2.1. A demografia empresarial e o papel das empresas na sociedade	3
2.2. Conceito de insolvência	4
3. Revisão de Literatura.....	7
4. Metodologia	13
5. Resultados.....	19
6. Conclusão.....	28
7. Bibliografia.....	30
8. Anexos.....	33
8.1. Anexo I: Correlação entre as variáveis	33

Folha em branco

Lista de Tabelas

Tabela 1: Comparativo da eficácia de previsão dos primeiros modelos.	10
Tabela 2: Resumo da quantidade de modelos observados por década.	11
Tabela 3: Comparação da eficácia dos modelos.	11
Tabela 4: Classificação das previsões	19
Tabela 5: :Métrica da qualidade do modelo	19
Tabela 6: Médias, testes paramétricos e não paramétricos.....	21
Tabela 7: Resultados da regressão logística univariada	22
Tabela 8: Regressão logística multivariada.....	24
Tabela 9: AUC e taxa de acerto do modelo regressão logística multivariada.....	26

Folha em branco

Lista de Rácios

CR	<i>Current Ratio (Current Assets/Current Liabilities)</i>
EBT/INT	<i>Ebit/Interests</i>
CCE/TA	<i>Cash and Cash equivalents/Total Assets</i>
QCK/TA	<i>Quick Assets/Total Assets</i>
CA/SAL	<i>Current Assets/Sales</i>
EBT/TA	<i>Ebit/Total Assets</i>
OPR/TA	<i>Operating Revenue/Total Assets</i>
LTD/TA	<i>Long Term Debt/Total Assets</i>
SHF/TA	<i>Shareholder Funds/Total Assets</i>
CCE/CL	<i>Cash and Cash equivalents/Current Liabilities</i>
CF/CL	<i>Cash-Flow/Current Liabilities</i>
QA/SAL	<i>Quick Assets/Sales</i>
SAL/STK	<i>Sales/Stock</i>
DBT/SAL	<i>Debtors/Sales</i>
CA/TA	<i>Current Assets/Total Assets</i>
WK/SAL	<i>Working Capital/Sales</i>
WK/TA	<i>Working Capital/Total Assets</i>
NW/TA	<i>Net Worth/Total Assets</i>
SAL/TA	<i>Sales/Total Assets</i>
C/TA	<i>Cash/Total Assets</i>
NW/D	<i>Net Worth/Debt</i>
NP/NW	<i>Net Profit/Net Worth</i>
NI/D	<i>Net Income/Debt</i>
NI/SAL	<i>Net Income/Sales</i>
NI/NW	<i>Net Income/Net Worth</i>
CF/D	<i>Cash-Flow/Debt</i>
CF/TA	<i>Cash-Flow/Total Assets</i>
UP/TA	<i>Retained Profits/Total Assets</i>
EBT/TA	<i>Ebit/total Assets</i>
MVE/D	<i>Market Value of Equity/Debt</i>
D/TA	<i>Debt/Total Assets</i>
CL/TL	<i>Current Liabilities/Total Liabilities</i>
OER	<i>Operating Expenses/Revenues</i>
D/SAL	<i>Debt/Sales</i>

Folha em branco

1. Introdução

Lisboa *et al.* (2008) reconhecem que as atividades empresariais constituem o motor económico de um país, apontando as empresas como as entidades responsáveis pela transformação dos fatores de produção em bens e serviços, a fim da satisfação das necessidades da sociedade.

Na mesma linha, Avi-Yonah (2006) e Stoian (2012) acrescentam que as receitas provenientes de carga fiscal aplicadas às empresas representam o recurso financeiro mais sustentável do país que as coletas, cujo objetivo incide no financiamento de infraestruturas, na promoção da redistribuição dos rendimentos e em proporcionar o desenvolvimento económico e social das sociedades necessário para melhorar a qualidade de vida da população.

Neste contexto, torna-se imperativo que as empresas se mantenham saudáveis, para que possam cumprir com as suas obrigações bem como contribuir para o desenvolvimento da sociedade. Perante condições adversas, quando a saúde financeira de uma empresa se deteriora, pode resultar em grandes perdas encadeadas entre si que afetam os detentores do capital, bem como os restantes *stakeholders*, desde o Estado à sociedade em geral (Muñoz-Izquierdo *et al.*, 2019).

Tal evidencia a extrema importância da capacidade de prever com alguma antecedência esta deterioração, para que possam ser implementadas as medidas necessárias a fim de proteger os *stakeholders*, por forma a que se estabeleça uma certa harmonização da atividade económica empresarial. Assim, realça-se a problemática que origina a questão fulcral que sustenta a presente investigação: é possível prever, com antecedência, a insolvência empresarial com base na informação financeira?

Para dar resposta à questão fulcral, e também para enriquecer o conhecimento acerca deste tema, que é ainda prematuro no sentido em que não há harmonização dos resultados obtidos pelos investigadores, esta investigação vai desenvolver-se adotando um propósito descritivo orientado pela forma do Método Dedutivo, tentando desenvolver um modelo de forma a elaborar uma resenha numérica que se espera capaz de prever o fenómeno e generalizar a sua aplicação, pelo menos ao contexto português (Lakatos & Marconi, 1991).

Neste seguimento e partindo das investigações anteriormente realizadas, em matéria de natureza social a investigação irá guiar-se pelas linhas da Abordagem Objetivista uma

vez que esta abordagem incentiva as epistemologias que se orientam pelo positivismo, procurando explicar e prever os acontecimentos com base em regularidades, padrões e nas relações entre os elementos em observação que, é justamente o intuito desta investigação (Jean Lee, 1992).

Por conseguinte, a técnica utilizada para obtenção dos dados será do tipo quantitativo, uma vez que terá por base a aplicação de diferentes variáveis estatísticas que irão permitir esclarecer cientificamente a questão que orienta esta investigação (Jean Lee, 1992).

Esta investigação debruça-se numa amostra emparelhada, constituída por 574 empresas, das quais 287 foram classificadas como insolventes e outras tantas permanecem em atividade. De forma a estabelecer um padrão de equilíbrio, as empresas foram cuidadosamente selecionadas com base na semelhança de critérios no último ano de informação disponibilizada, nomeadamente: ao nível do setor de atividade, da dimensão, dos rendimentos operacionais, do ativo e do número de trabalhadores.

Os resultados obtidos revelam que, à exceção do período de análise mais longínquo, o quinto ano anterior ao ano de insolvência, foi sempre possível encontrar indicadores relevantes para a previsão da insolvência empresarial. Os resultados similares obtidos por outros investigadores sugerem que o modelo será adequado e credível.

Por forma a elaborar uma resposta eficaz a esta questão, foram cuidadosamente delineados os objetivos de investigação, geral e específicos. O objetivo geral passa por concluir acerca da informação financeira capaz de prever com antecedência a insolvência empresarial. Os objetivos específicos, passam por: conceber um modelo de previsão de insolvência de empresas para aplicação ao panorama português; estimar a adequabilidade desse mesmo modelo desenvolvido; identificar os indicadores financeiros com maior relevância no modelo; e comparar os indicadores destacados com aqueles apontados como mais relevantes pela literatura.

Os resultados obtidos revelam que, à exceção do período de análise mais longínquo, o quinto ano anterior ao ano de insolvência, foi sempre possível encontrar indicadores relevantes para a previsão da insolvência empresarial. Os resultados similares obtidos por outros investigadores sugerem que o modelo será adequado e credível.

2. Enquadramento

2.1. A demografia empresarial e o papel das empresas na sociedade

De acordo com as investigações realizadas por Gruszynski (2019), em 2017 a percentagem de empresas que faliram em Portugal correspondia a 0.4% relativamente às empresas que se mantinham em atividade. Muito embora seja um valor pouco considerável, deve realçar-se que o desenvolvimento económico é tendencialmente melhor se estes valores forem menores.

Considerando que o tecido empresarial português é sustentado por pequenas e médias empresas (PME), estas constituem-se como responsáveis por grande parte da geração de riqueza no território português, contribuindo para a empregabilidade da população, e para o desenvolvimento e bem-estar da sociedade.

Alguns investigadores sugerem que as receitas provenientes da carga fiscal aplicada às empresas representam o recurso financeiro mais sustentável do país que as coletas (Avi-Yonah, 2006; Stoian, 2012). No caso português, o Estado é o órgão ao qual foi instituído esse poder, tendo por objetivo financiar infraestruturas, promover a redistribuição dos rendimentos e proporcionar o desenvolvimento económico e social das sociedades necessário para melhorar a qualidade de vida da população (Avi-Yonah, 2006; Stoian, 2012).

Com base nos dados divulgados pela PORDATA, no ano de 2018, 92.5% da receita do Estado português era proveniente de impostos¹. Uma parte considerável dessa receita é obtida por meio do Imposto sobre o Rendimento das Pessoas Coletivas (IRC) que, tal como o próprio nome indica, tributa os rendimentos provenientes das atividades empresariais.

Assim, a literatura aponta que as atividades empresariais constituem o motor económico de um país (Lisboa *et al.*, 2008). Neste contexto, torna-se imperativo que as empresas se mantenham saudáveis, a fim de contribuírem para o desenvolvimento social. Caso contrário, quando a saúde financeira de uma empresa se deteriora, resulta em grandes

¹

<https://www.pordata.pt/Portugal/Receitas+de+impostos+em+percentagem+da+receita+efectiva+do+Estado-2772>, visitado em 12/12/2019

perdas encadeadas entre si que afetam, em primeiro lugar, os detentores do capital seguindo-se os *stakeholders*, incluindo colaboradores, clientes, fornecedores, instituições financeiras, o Estado e, por último, a sociedade em geral (Muñoz-Izquierdo *et al.*, 2019).

2.2. Conceito de insolvência

Iniciada uma das partes centrais desta investigação, é estritamente necessário compreender a envolvente em torno do termo insolvência.

Muito embora seja um tema que nos últimos anos tem atraído a atenção dos investigadores, principalmente a partir da crise que se fez sentir a nível mundial em 2008, ainda não há uma definição suficientemente clara para caracterizar o termo insolvência. A literatura nesta área apresenta uma grande fragmentação, o que leva a crer que é imperativo investigar o tema com mais profundidade (Shi & Li, 2019).

Colocando o foco na definição, é possível constatar que existem pelo menos quatro termos que descrevem a falta de saúde financeira de uma empresa, utilizados por diversos autores, nomeadamente: insolvência (*insolvency*), falha (*default*), liquidação (*liquidation*) ou bancarrota (*bankruptcy*) (Indriyanti, 2019).

Apesar de serem utilizados diferentes termos, todos conotam a dificuldade que a empresa enfrenta para cumprir com as suas responsabilidades perante os seus credores, tipicamente derivado aos elevados custos fixos em que incorre, falta de liquidez dos ativos, ou a sensibilidade dos lucros a uma quebra de mercado (Ashraf, G. S. Félix, & Serrasqueiro, 2019; Indriyanti, 2019).

Por forma a aprofundar o conhecimento, é pertinente reunir o leque de definições que a literatura revela acerca do conceito de falência. Van Horne (1977) revela que uma empresa está em falência sempre que não esteja em condições de cumprir com as suas responsabilidades. Posteriormente, Wruck (1990) acrescenta que a falência acontece quando uma empresa não consegue gerar *cash-flows* suficientes para fazer face às suas responsabilidades financeiras. Mais tarde, Sharma (1997) conclui que estamos perante falência quando a empresa cessa as operações devido a preocupações resultantes de processos judiciais ou por ações voluntárias que resultam em perdas para os seus credores.

Recentemente, Sun, Li, Huang, e He (2014), definem falência como a incapacidade de uma empresa responder perante as suas dívidas, quer seja através de bancarrota ou liquidação, ou outra forma que evidencie a perda ou cedência de património.

Considerando o variado leque de definições, é possível concluir que a generalidade dos autores adota uma definição de falência tendo por base a ótica financeira do conceito, e concordam que a falência é um evento do qual podem resultar perdas significativas para os credores, acionistas, colaboradores e restantes *stakeholders* da empresa (Dias & Teixeira, 2017; Jayasekera, 2018).

A fim de clarificar o termo, Ross, Westerfield e Jaffe (1999) identificaram três tipos de falência: legal, técnica e contabilística. Os autores revelam que a falência legal se baseia na declaração de falência requerida pela empresa às entidades competentes. Por outro lado, enunciam que a falência técnica se baseia na incapacidade momentânea de cumprir com os prazos estipulados de pagamento, isto é, quando a empresa num determinado momento, não dispõe de liquidez suficiente para fazer face às suas responsabilidades. Por último, os investigadores concluem que a falência contabilística tinha por base a insuficiência de ativos.

Com o intuito de clarificar o processo de falência, alguns autores afirmam que as empresas não entram no estado de falência de uma vez só. Algumas investigações tendo por base empresas americanas demonstram que a saúde de uma empresa se começa a deteriorar até três anos antes de uma empresa falir (Hernandez Tinoco & Wilson, 2013). Ou seja, daqui pode concluir-se que o aparecimento de sucessivas dificuldades financeiras, sem que sejam adotadas as devidas medidas corretivas, ao longo do tempo poderá culminar em insolvência.

A utilização de diferente terminologia leva, muitas vezes, a que se confundam os conceitos de insolvência e de falência, sendo que estes, na literatura, são utilizados para descrever o mesmo fenómeno. Apesar disso, é estritamente necessário realizar esta distinção, evidenciado que a falência é apenas um dos desfechos possíveis do processo de insolvência. Assim, entenda-se que a literatura, na maioria dos momentos, refere-se à falência de uma empresa como sinónimo de insolvência, isto é, quando uma empresa não tem capacidade de cumprir as suas responsabilidades (Cardoso, 2018). Por forma a evidenciar todo este ciclo, observe-se a figura 1.

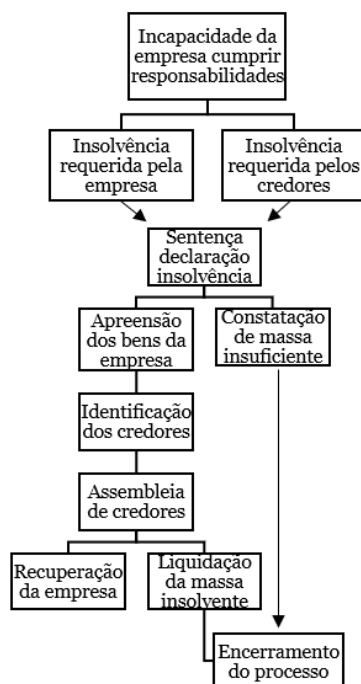


Figura 1: Esquema do processo de insolvência
Fonte: adaptado de Cardoso (2018)

Da análise da figura anterior, pode retirar-se que a insolvência tem dois objetivos primordiais, nomeadamente: afetar o património do insolvente ao cumprimento das suas responsabilidades perante os credores, judicialmente, e/ou fornecer mecanismos para reabilitar financeiramente as empresas. Daqui resulta que, quando se constata que uma empresa não tem património suficiente para satisfazer as suas responsabilidades ou, é economicamente inviável a sua recuperação, dá-se o encerramento do processo, sendo a empresa declarada como falida, perante a justiça. Se, por outro lado, estiverem reunidas condições, é colocado à disposição da empresa um conjunto de mecanismos com vista à sua recuperação, nomeadamente os processos de revitalização (Cardoso, 2018). Assim, o processo de insolvência pode conduzir a vários desfechos, sendo um deles a falência de uma empresa.

Não é fácil determinar o futuro de uma empresa dado que o sucesso depende, principalmente, da interação de dois fatores, nomeadamente: a performance e a gestão. A performance da empresa é influenciada por uma variedade de fatores que lhe são externos, não dispondo de controlo sobre eles. Por outro lado, a gestão da empresa determina a capacidade de utilizar os seus recursos para tirar o melhor proveito possível, de um ambiente que está em mudança constante (Sharma, 1997).

Assim, evidencia-se a importância da possibilidade de se prever, com alguma antecedência e com base em acontecimentos passados, a possibilidade de uma empresa que enfrenta determinadas condições, terminar com o encerramento da sua atividade.

3.Revisão de Literatura

Os estudos pioneiros acerca do tema iniciaram-se na década de 30 do Século XX, colocando a ênfase nos rácios para prever a falência de uma empresa, utilizando análises univariadas. A base de estudo concentrava-se na interpretação dos rácios, na posterior apreciação em conjunto, e também através da comparação dos valores entre empresas falidas e estáveis (Gissel, Giacomino, & Akers, 2007).

Estas investigações constituíram-se como um importante ponto de partida no desenvolvimento dos modelos que foram surgindo depois. Neste período temporal, o *Bureau of Business Research* (BBR) publicou os resultados das suas investigações com base na análise de rácios de empresas do ramo industrial falidas. A investigação analisava 24 rácios para uma amostra de 29 empresas falidas, com o intuito de encontrar convergência de valores e características comuns, para tentar obter uma conclusão (Gissel *et al.*, 2007).

Daqui resultou a extração dos valores médios dos rácios, e posteriormente foram comparados individualmente os valores de cada rácio com a média obtida. Assim, os investigadores chegaram à conclusão de que as empresas falidas revelavam determinadas características e tendências. Deste modo chegou-se à conclusão de que, dos rácios utilizados, havia um grupo de 8 que se indiciavam como indicadores influentes na deterioração da saúde financeira das empresas (Gissel *et al.*, 2007).

Mais tarde, outros académicos realizaram a comparação dos valores de 13 rácios entre empresas falidas e estáveis tendo utilizado uma amostra de 38 organizações. Tal revelou que na grande maioria das observações, as empresas falidas apresentavam valores abaixo da média, enquanto as empresas estáveis demonstravam uma performance acima da média. Assim, estas investigações permitiram concluir que os rácios NW/D e NP/NW constituíam-se como os mais interessantes, tendo revelado ainda que o oposto sucedia com os rácios CR e QR, sempre que a amostra fosse constituída por empresas com responsabilidades de longo prazo (FitzPatrick, 1932).

Três anos depois, surgem novos avanços que marcaram a literatura devido à dimensão da amostra utilizada. Smith e Winakor (1935) analisaram os valores dos rácios relativos a 183 empresas falidas, pertencentes a vários setores industriais. Os investigadores encontravam evidência de que o rácio WK/TA demonstrava uma performance melhor comparativamente ao C/TA bem como o CR. Para além disso, revelaram ainda que o

rácio CA/TA diminui a sua importância à medida que uma empresa se aproxima da falência.

Posteriormente, Merwin (1942) concluiu, por meio das suas investigações com foco em pequenas empresas industriais, que as empresas falidas revelam sinais de dificuldades cerca de 4 a 5 anos antes de falirem. Para além disso, o autor enunciou ainda que, para a matéria, apenas os 3 rácios seguintes eram relevantes: NW/TA , CR e NW/D .

Nesta década, a literatura começou a ganhar forma a outro nível, uma vez que se colocava a possibilidade da adequabilidade de determinados rácios e modelos perante determinados setores de atividade das empresas, o que alavancou o desenvolvimento de modelos de aplicação específica (Gissel *et al.*, 2007).

As investigações anteriores delimitam o ponto de partida para o começo do desenvolvimento dos modelos de previsão de falência de empresas, iniciando-se com a análise univariada (Gissel *et al.*, 2007). Surgiu assim um dos estudos pioneiros de maior relevância, produzido por Beaver (1966), que ainda hoje concede forma aos ângulos em que a investigação é desenvolvida.

O investigador analisou e comparou os valores de 30 indicadores, para uma amostra constituída por 79 empresas distribuídas ao longo de 38 indústrias, tendo marcado um avanço significativo uma vez que testou a eficácia da previsão individual de cada um dos rácios na classificação entre empresas falidas e saudáveis. Assim, para cada empresa falida, o autor associou uma empresa saudável, da mesma indústria e similar em termos de património, justificando a escolha com base na premissa de que uma empresa de maior dimensão teria menor probabilidade de falir, comparativamente como uma pequena empresa (Beaver, 1966; Gissel *et al.*, 2007; Jayasekera, 2018).

Os resultados da investigação evidenciaram que o rácio NI/D apresentava a eficiência mais alta, com uma taxa de acerto de 92%, um ano antes da empresa falir. Seguiu-se o rácio NI/SAL , com uma taxa de acerto de 91%. Já com uma taxa de acerto de 90% apresentavam-se os rácios NI/NW , CF/D e CF/TA (Beaver, 1966; Gissel *et al.*, 2007).

Ainda assim, esta investigação apresentava limitações, nomeadamente o facto de se colocar o foco apenas nos valores médios dos rácios para a diferença entre as empresas falidas e as empresas não falidas (Beaver, 1966; Jayasekera, 2018). O investigador concluiu que este modelo era válido para prever a falência de uma empresa num período estimado de até 5 anos anteriores (Beaver, 1966; Jayasekera, 2018).

Apesar deste modelo marcar um avanço significativo na literatura, a análise do rácio CF/D mostrava-se insuficiente em termos de recolha de informação para prever o futuro de uma empresa, devido ao facto de o *cash flow* ser um indicador merecedor de alguma atenção, dado que poderia ser facilmente manipulado (Jayasekera, 2018).

Assim, vários autores deram continuidade ao trabalho de Beaver (1966) continuando o desenvolvimento de análises univariadas num variado leque de perspectivas. No entanto, o desenvolvimento da literatura centrou-se em torno da construção de modelos multivariados (Gissel *et al.*, 2007).

Nesta perspectiva surge a investigação que veio moldar o tema, introduzida por Altman (1968), cuja base era constituída pela utilização da análise discriminante múltipla (MDA), culminando num modelo, denominado de “Z-score”, que combinava 5 fatores para aferir a falência de uma empresa (Altman, 1968; Gissel *et al.*, 2007; Jayasekera, 2018). A composição do modelo assentava no produto da ponderação dos indicadores utilizados anteriormente aferida pelo valor dessa variável calculada com a informação de cada empresa. Tal representa que, os ponderadores fossem aplicados aos seguintes rácios: $\frac{WK}{TA}(X_1)$, $\frac{UP}{TA}(X_2)$, $\frac{EBT}{TA}(X_3)$, $\frac{MVE}{D}(X_4)$, $\frac{SAL}{TA}(X_5)$. Daqui resultava então a seguinte equação: $Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$ (Altman, 1968).

Aplicando o modelo ao longo de uma amostra composta por 66 empresas, o investigador obteve uma eficácia de previsão de 95% num horizonte temporal de um ano antes da empresa falir. Em contrapartida, a sua eficácia reduz à media que se alarga o horizonte temporal, dado que a eficácia de previsão diminuía para 72% para um horizonte temporal de dois anos antes da empresa falir e, posteriormente, para 48%, 29% e 36% considerando, respetivamente, três, quatro e cinco anos antes de a empresa falir (Altman, 1968; Gissel *et al.*, 2007).

Comparativamente aos modelos anteriores verificou-se uma evolução considerável na percentagem de acerto da previsão de falência de empresas, como é possível observar na tabela 1.

Tabela 1: Comparativo da eficácia de previsão dos primeiros modelos

Eficácia de previsão		
Horizonte temporal	Modelo	
	Beaver (1966)	Altman (1968)
1	87%	94%
2	79%	72%
3	77%	48%
4	76%	29%
5	78%	36%

Fonte: Adaptado de Jayasekera (2018)

Da análise da tabela anterior, pode retirar-se que o modelo desenvolvido por Altman (1968) era mais eficaz na previsão de falência de uma empresa, comparativamente ao modelo de Beaver (1966), com uma diferença de sete unidades percentuais no ano anterior à falência. Por outro lado, nos restantes anos, a sua eficácia era inferior, registando-se a maior diferença no quatro ano antes da empresa falir, nomeadamente de quarenta e sete unidades percentuais (Jayasekera, 2018).

Posteriormente, vários autores deram continuidade ao trabalho desenvolvido por Altman (1968), tendo-se registado um aumento significativo do desenvolvimento de modelos de previsão de falência de empresas, num leque variado de perspetivas e com base em diferentes métodos (Gissel *et al.*, 2007).

À medida que o conhecimento ia evoluindo, surgia assim a necessidade de desenvolver também modelos de aplicação genérica, uma vez que os principais estudos até então haviam sido desenvolvidos e aplicados em indústrias específicas. Assim, é possível constatar que os investigadores continuaram, arduamente, a trabalhar para desenvolverem modelos específicos para determinados setores de atividade, bem como desenvolverem modelos de aplicação genérica, cuja eficácia fosse transversal a todos os setores de atividade (Gissel *et al.*, 2007).

Com recurso às investigações realizadas por Gissel *et al.* (2007), é possível descrever todo um caminho percorrido, desde que surgiram as primeiras investigações influentes, à primeira década do século vinte e um. Assim, observe-se a tabela 2.

Tabela 2: Resumo da quantidade de modelos observados por década

Tipo de Análise				
Década	Discriminante	Logística	Probit	Redes Neurais
1960's	2	0	0	0
1970's	22	1	1	0
1980's	28	16	3	1
1990's	9	16	3	35
2000's	2	3	0	4
Total	63	36	7	40

Fonte: Adaptado de Gissel et al. (2007)

A partir da análise da tabela anterior, podemos constatar que se identificam mais de quatro tipos de modelos distintos, todos eles com base estatística. Pode observar-se ainda que a década de noventa foi aquela em que os investigadores mais se debruçaram sobre o tema, considerando a quantidade de modelos desenvolvidos.

O desenvolvimento de novos modelos assenta na premissa de alcançar os máximos níveis de eficácia de um determinado modelo, na previsão de falência das empresas onde vai ser aplicado. Para compreender a sua capacidade preditiva, é necessário comparar com outros modelos aplicados bem como os resultados obtidos, por forma a que sejam retiradas conclusões que contribuam para a evolução do conhecimento, e permitam determinar quais os modelos que melhor se adaptam a determinados objetivos.

Assim, Gissel et al (2007) realizaram uma coletânea e sintetizaram a informação, permitindo tirar conclusões acerca da eficácia dos vários tipos de modelos utilizados por outros investigadores, como se pode constatar na tabela 3.

Tabela 3: Comparação da eficácia dos modelos

Tipo de Análise	Valor Mínimo	Valor Máximo
MDA	32%	100%
Logística	20%	98%
Probit	20%	84%
Redes Neurais	71%	100%

Fonte: Adaptado de Gissel et al. (2007)

Por meio da análise da tabela anterior, pode observar-se que quase todos os tipos de modelos conseguem alcançar os níveis máximos de eficácia. Aqueles que revelam maior precisão na capacidade de prever a falência de uma empresa são a análise discriminante múltipla, e as redes neurais artificiais, sendo que este último se posiciona em primeiro

lugar. A par da influência na literatura, posteriormente surge a análise logística, apresentando 20% e 98% de eficácia para os valores mínimo e máximo, respetivamente, evidenciando-se como uma das técnicas com maior taxa de acerto. Por último, posiciona-se a análise *probit*, uma vez que apenas alcançou 84% de eficácia máxima na sua aplicabilidade, *versus* 20% para o valor mais baixo obtido.

Muito embora as redes neuronais artificiais se revelem superiores, a realidade é que requerem a utilização de recursos dispendiosos que nem sempre as empresas têm disponíveis, especialmente se estiverem a atravessar dificuldades financeiras (Giriūniene, Giriūnas, Morkunas, & Brucaite, 2019).

Assim, os tipos de modelos mais eficientes coincidem, também, com aqueles mais utilizados e que mais influenciam a literatura, com a particularidade de que a evolução tecnológica alavancou também os modelos cuja base assenta em redes neuronais.

Apesar das limitações e do desenvolvimento contínuo de novos modelos, ainda hoje os modelos tradicionais mantêm a sua popularidade junto dos investigadores. A seleção cuidada dos rácios a utilizar bem como as conclusões atingidas variam consoante o modelo utilizado sendo que, vários autores defendem diferentes perspetivas.

Assim, os investigadores defendem que o CR, que constitui o ponto de partida para a mensuração da liquidez de uma empresa, evidenciando a capacidade dos ativos correntes fazerem face às responsabilidades de curto prazo. Na mesma linha de pensamento, o rácio *D/TA*, apelidado na literatura de *Debt Ratio*, fornece informação relevante ao nível dos financiamentos externos da empresa. Assim, quanto mais elevado o seu valor maior a probabilidade da empresa enfrentar dificuldades financeiras, especialmente se a maior parte das responsabilidades se concentrarem no curto prazo (Christopoulos, Dokas, Kalantonis, & Koukkou, 2019).

Posteriormente, os investigadores mencionam ainda o CL/TL, que se traduz como uma ferramenta crucial na análise da liquidez de uma empresa, concebendo uma imagem estrutural das responsabilidades de uma organização (Christopoulos *et al.*, 2019).

4. Metodologia

À luz do enunciado anteriormente, a deterioração da situação financeira das empresas provoca vários danos, que afetam todas as conexões da empresa com o exterior, desde os acionistas, credores, *stakeholders*, bem como a sociedade em geral (Muñoz-Izquierdo *et al.*, 2019). Tal, evidencia a extrema importância da capacidade de prever com alguma antecedência esta deterioração, para que possam ser tomadas as medidas necessárias à proteção dos *stakeholders*. Assim, surge a questão que é a base da presente investigação: é possível prever, com antecedência, a insolvência empresarial com base na informação financeira?

Foram delineados como objetivos de investigação: o geral - concluir acerca da informação financeira capaz de prever com antecedência a insolvência empresarial; e específicos-conceber um modelo de previsão de insolvência de empresas para aplicação ao panorama português; estimar a adequabilidade desse mesmo modelo desenvolvido; identificar os indicadores financeiros com maior relevância no modelo; e comparar os indicadores destacados com aqueles apontados como mais relevantes pela literatura.

Como tal, a investigação vai desenvolver-se adotando um propósito descritivo orientado pela forma do Método Dedutivo uma vez que se centra em torno da envolvente do processo de insolvência de empresas. Assim vai tentar-se descrever o processo de previsão de insolvência e, para além disso, desenvolver um modelo de forma a elaborar uma síntese numérica que se espera capaz de prever o fenómeno e generalizar a sua aplicação, pelo menos ao contexto português (Lakatos & Marconi, 1991).

Neste seguimento e partindo das investigações anteriormente realizadas, em matéria de natureza social, a investigação guiar-se-á pelas linhas da Abordagem Objetivista uma vez que é o tipo de abordagem que se identifica com o método Dedutivo. Para além disso, os investigadores defendem que este tipo de abordagem é adequada uma vez que elimina o efeito de individualidade, considerando o fenómeno como um todo, visto apenas sob uma perspetiva generalizada (Jean Lee, 1992). Em adição, os investigadores revelam ainda que esta abordagem incentiva as epistemologias que se orientam pelo positivismo, procurando explicar e prever os acontecimentos com base em regularidades, padrões e nas relações entre os elementos em observação que, é justamente o intuito desta investigação (Jean Lee, 1992).

Por conseguinte, a técnica utilizada para obtenção dos dados será do tipo quantitativo, uma vez que terá por base a aplicação de diferentes variáveis estatísticas que irão

permitir esclarecer cientificamente a questão que orienta esta investigação (Jean Lee, 1992). Assim, a aplicação do modelo tem em vista enriquecer o conhecimento, permitindo generalizar os dados da amostra à população, concretamente no contexto português (Jean Lee, 1992).

Muito embora o foco principal da amostra esteja relacionado com vários estudos de caso, o objetivo não passa por considerar cada um individualmente e apurar a justificação que conduziu a empresa à insolvência. Pelo contrário, a presente investigação visa estabelecer um padrão de semelhança, relações e/ou padrões que permitam generalizar os resultados, considerando sempre a amostra como um todo, ignorando a individualidade dos eventos (Günther, 2006).

A literatura revela que o equilíbrio da amostra é um fator crucial para se desenvolver uma investigação. Ou seja, a seleção deve basear-se em pares de empresas com características similares para que possam tirar ilações idóneas e representativas da realidade. Para além disso, é também relevante que os elementos da amostra sejam selecionados de forma aleatória, por forma a dispersar o enviesamento dos resultados (Gruszczyński, 2019).

De forma a ir de encontro às constatações anteriores, esta investigação tem por base uma amostra constituída por 574 empresas, das quais 287 foram classificadas como insolventes e outras tantas permanecem em atividade. De modo a equilibrar a amostra, as empresas foram selecionadas com base na semelhança de critérios no último ano de informação disponibilizada, nomeadamente ao nível do setor de atividade, dimensão, rendimentos operacionais, ativo e número de trabalhadores. Relativamente à classificação das empresas insolventes, optou-se pela perspetiva legal, realizando-se por meio da sentença que declara o encerramento do processo, decretado pelas autoridades competentes.

Em matéria de setor de atividade, realizou-se um esforço para equilibrar a amostra, de modo a que a proporção de empresas insolventes e em atividade fosse igual, por setor. Assim, a amostra abrange a grande maioria dos setores de atividade, sendo que a maior quantidade de empresas se centra em torno da promoção imobiliária, da indústria do vestuário, das atividades de restauração e similares, bem como da indústria do couro e dos seus produtos correspondendo a 38, 36, 22 e 20 empresas, respetivamente, perfazendo aproximadamente 20% do total da amostra.

Ao nível da dimensão, a amostra é constituída por 4 grandes empresas, sendo 1 delas insolvente, e 3 permanecem em atividade. Quanto às médias empresas, correspondem a 97 elementos, de entre os quais 49 foram declarados insolventes, e 48 permanecem saudáveis. As pequenas empresas são as que mais predominam, correspondendo a 473 elementos, sendo 237 insolventes e 236 em atividade. Novamente, realça-se o peso das PME no universo empresarial uma vez que compõe cerca de 99.3% da amostra.

Quanto à forma jurídica, a que mais predomina é a Sociedade por Quotas, correspondendo a 394 elementos, dos quais 183 são empresas insolventes, e 211 representam empresas em atividade. Seguem-se as Sociedades Unipessoais, representando 146 observações, sendo 88 empresas insolventes e 58 empresas em atividade. Por último, seguem-se 34 Sociedades Anónimas, das quais 16 foram declaradas insolventes e 18 permanecem em atividade.

No que respeita à data de fundação das empresas, é possível constatar que a amostra se compreende num intervalo de 36 anos, compreendido desde 1978 até 2014. Assim, escalonando os dados, é possível constatar-se que 65 empresas foram fundadas a partir de 2010 (inclusive), de entre as quais 57 são insolventes e 8 mantêm-se em atividade. O grupo etário de maior peso situa-se no escalão entre os anos 2000 (inclusive) até 2010, compreendendo 275 empresas, das quais 131 são insolventes e 144 são ativas. De seguida, observa-se que 141 empresas foram fundadas entre 1990 (inclusive) e 2000, das quais 56 são insolventes, em contrastando contra 85 em atividade. Existem apenas 61 empresas fundadas entre 1980 e 1990, sendo que 25 classificam-se como insolventes e 36 em atividade. Por fim, a amostra é constituída por 32 empresas fundadas antes de 1980, destacando 18 insolventes e 14 em atividade.

Redireciona-se, agora, o foco para a informação contabilística e financeira. É possível observar-se que os rendimentos operacionais evidenciam um valor mais baixo nas empresas insolventes comparativamente às que permanecem em atividade, obtendo-se uma média de €421.741 contrastando com €350.679. Aprofundando em detalhe, é possível constatar que os rendimentos operacionais nas empresas insolventes decresceram ao longo dos últimos anos de atividade como seria expectável, o que influencia a descida do seu valor médio.

Dando continuidade ao contexto anterior, o mesmo se verifica relativamente ao valor global do Ativo. Para as empresas insolventes apresenta uma média de €652.277, contrastando com €1.104.516 para as restantes empresas, correspondendo quase a metade. Estes valores também seriam expectáveis pelo motivo enunciado anteriormente,

uma vez que o Ativo varia no mesmo sentido na deterioração da saúde financeira das empresas em estudo.

Pelo prisma do número de trabalhadores, as médias invertem a sua tendência, dado que as empresas insolventes apresentam um valor médio de 9.7 trabalhadores comparativamente com 7.7 trabalhadores para as empresas em atividade. Ainda assim, é possível observar-se que ao longo do tempo o número de trabalhadores tende a diminuir nas empresas insolventes.

A recolha de dados foi dividida em dois grandes processos: a recolha de empresas insolventes e a recolha de empresas em atividade de estrutura semelhante às insolventes, por setor de atividade empresarial.

Assim, a recolha das empresas insolventes foi realizada por meio do portal *Citius*, utilizando a pesquisa no separador da publicidade dos processos de insolvência. Foram definidos alguns critérios de seleção, nomeadamente: apenas se consideraram sociedades, cujo período compreendido entre a data de requisição de falência e a data de encerramento do processo não excedesse 5 anos, a fim de combater eventuais faltas de informação; e foram recolhidas empresas cujo processo de insolvência foi encerrado entre 2019 e 2018, cumulativamente com o último ano de informação contabilística disponível não fosse inferior a 2014, ano determinado como mínimo aceitável. Para obter informação acerca do último ano de resultados disponível foi utilizado o portal *Racius*, onde foi realizada a pesquisa por Número de Identificação Fiscal (NIF) das empresas recolhidas por meio do *Citius*.

Uma vez selecionada parte da amostra, foi realizado um balanço, por forma a produzir uma imagem acerca do número de empresas por setor de atividade, bem como da sua dimensão, valor dos rendimentos operacionais e número de trabalhadores.

Partindo do passo anterior, iniciou-se o processo de pesquisa de empresas em atividade, de estrutura semelhante às insolventes anteriormente selecionadas, através da base de dados Amadeus, utilizando os critérios referidos no parágrafo anterior.

Por cada setor de atividade foi recolhido um número de empresas superior ao necessário, para ter possibilidade de realizar as opções mais favoráveis, em termos informacionais, tendo sido utilizado um critério de seleção da(s) empresa(s) que apresentasse(m) menor falta de informação.

Para concluir o segundo processo, foi utilizada a função “Contar.se” do Excel, que devolveu a quantidade de informação em falta para cada empresa. Após selecionar as empresas mais completas em termos de informação utilizou-se de seguida a função “Aleatorioentre” para selecionar de modo aleatório a empresa em atividade a inserir na amostra.

Após terminada a primeira fase de recolha de dados e de agregada toda a informação realizou-se um processo de eliminação de dados, considerando que a informação recolhida na base de dados poderia não estar atualizada à data de tratamento. Assim, realizou-se um filtro, para destacar eventuais empresas insolventes englobadas no conjunto das empresas em atividade, pela inclusão do termo “liquidação” na designação. Em adição foram ainda excluídos os elementos com maior falta de informação, e foi novamente repetido todo o processo de recolha de dados para substituir os elementos em falta e equilibrar, definitivamente, a amostra.

Uma vez concluído o processo final de recolha, os dados atualizados foram agregados num ficheiro em Excel, utilizado para importar os dados para a ferramenta estatística *Stata*.

Importados os dados, classificou-se a amostra, isto é, as empresas insolventes foram classificadas com valor 1, e as restantes foram classificadas com valor 0. Posteriormente, a ferramenta realizou a sua tarefa, permitindo calcular a estatística descritiva da amostra, bem como efetuar o cálculo dos vários rácios considerados pertinentes, para posterior aplicação do modelo bem como da restante análise estatística realizada.

À semelhança de outros investigadores o modelo selecionado revela-se adequado para aplicar a logística binária. Uma vez que a amostra se divide em torno de duas categorias e o objetivo de investigação passa pela capacidade do modelo detetar empresas com probabilidade de entrarem em insolvência, o modelo exibe a vantagem de ter sido desenvolvido para aplicar a um par de amostras e para permitir evidenciar a correlação existente entre as variáveis independentes e as variáveis explicativas (Brîndescu-Olariu, 2017; Tserng, Chen, Huang, Lei, & Tran, 2014).

O output do modelo de regressão logística irá assumir valores de 0 ou 1, designando dois eventos diferentes, isto é, identificando a solvência ou a insolvência. Assim, o resultado permite avaliar a probabilidade da ocorrência do evento.

A probabilidade, P , de $y = 1$ é objeto de investigação enquanto as variáveis independentes X_1, X_2, \dots, X_n são as variáveis explicativas da probabilidade de uma empresa entrar em insolvência (Lei & Luo, 2008).

Tal indica que o modelo seja representado pela seguinte equação: $P = (y = 1 | \text{variáveis explicativas}) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$, onde P representa a probabilidade de uma empresa ser insolvente e s a regressão linear das variáveis explicativas: $S = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$ (Tserng et al., 2014).

Regra geral, os parâmetros β podem ser estimados por meio da maximização da função logística: $\log L(\beta) = \sum_{i=1}^n y_i \log p_i + (1 - y_i) \log (1 - p_i)$, onde p_i depende da covariação de X_i , e do vetor obtido por meio da equação logística: $Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$; y_i é uma variável qualitativa que pode assumir o valor de 0 ou de 1, representando a solvência, ou a insolvência, respetivamente. X_i representa as variáveis explicativas da probabilidade de insolvência (Tserng et al., 2014).

A avaliação da adequabilidade do modelo é realizada com base na curva de ROC. A curva de ROC é um gráfico que relaciona a especificidade (em concreto 1- especificidade) com a sensibilidade para cada ponto de corte, sendo que a área abaixo da curva (AUC) é o valor que permite determinar a taxa de acerto do modelo, isto é, sumariza a capacidade discriminatória do modelo (Tserng et al., 2014).

Tal como se pode observar na tabela 4, o valor 1 corresponde à insolvência, enquanto o 0 designa a previsão de solvência. Deste modo, o verdadeiro positivo (VP) demonstra a classificação correta das empresas insolventes, enquanto o falso positivo (FP) (erro Tipo II) designa a incorreta classificação das empresas solventes. Em contraste, o verdadeiro negativo (VN) indica que o modelo classificou corretamente as empresas solventes, enquanto o falso negativo (FN) (erro Tipo I) demonstra a classificação incorreta das empresas insolventes (Tserng et al., 2014).

Tabela 4: Classificação das previsões

		Valores Observados		% Correta de classificação
		$y_i=1$	$y_i=0$	
Valores	$\hat{y}=1$	VP	FP	Especificidade
Previstos	$\hat{y}=0$	FN	VN	Sensibilidade

Fonte: Adaptado de Hosmer, Lemeshow, & Sturdivant (2013)

Entende-se por especificidade o quociente entre o número de empresas insolventes bem classificadas e a totalidade de insolventes, e pela sensibilidade o quociente entre o número de empresas solventes bem classificadas sobre a totalidade das mesmas (Tserng et al., 2014).

Na curva, e de acordo com a tabela 5, um modelo com uma discriminação perfeita deverá obter AUC=1, enquanto um modelo sem qualidade deveria obter uma AUC=0.5 (Tserng et al., 2014).

Tabela 5: Métrica da qualidade do modelo

Métrica	Qualidade
ROC=0.5	Nenhuma Discriminação
$0.5 < \text{ROC} \leq 0.7$	Fraca Discriminação
$0.7 < \text{ROC} \leq 0.8$	Modelo Aceitável
$0.8 < \text{ROC} \leq 0.9$	Boa Discriminação
$\text{ROC} > 0.9$	Excelente Modelo

Fonte: Adaptado de Hosmer et al. (2013)

Iniciando a transposição da teoria para a prática no panorama português, é relevante a recolha de evidências que permitam revelar se, de facto, as conclusões e as teorias reunidas pelos diversos investigadores da área se são aplicáveis ao contexto português.

Assim, e por forma a convergir com os objetivos propostos, é relevante desenvolver um conjunto de hipóteses que permitam testar a aplicação da teoria ao contexto pretendido. Tal, evidencia a necessidade de definir o conjunto das variáveis que deve ter utilizadas. Assim, e considerando que a investigação se centra em torno da insolvência empresarial, considerou-se pertinente definir que como variável dependente a insolvência, uma vez que passa pelos objetivos perceber a influência que cada um dos indicadores financeiros produzem na previsão pretendida. Deste modo, as variáveis independentes estão representadas por indicadores financeiros. Daqui resulta a definição das hipóteses, que visam testar a significância que cada um dos indicadores financeiros produz na variável dependente, isto é, testar a capacidade de cada uma das variáveis prever a insolvência.

5. Resultados

Em primeira instância considerou-se relevante determinar os coeficientes de correlação entre as variáveis, como se pode observar no anexo I. Estes valores representam uma medida de associação linear, que permitiu observar a correlação existente entre indicadores financeiros muito parecidos. Após a análise, deve realçar-se que há duas variáveis cuja correlação é relativamente alta, nomeadamente o rácio SHF/TA com o *EBT/TA*. O valor do coeficiente, 0,69, representa a variação conjunta de ambas, ou seja, evidencia até que ponto as variáveis variam em conjunto. O maior coeficiente, 0,96, correlaciona a variável D/SAL com a QA/SAL e evidencia uma correlação positiva quase perfeita.

Com o intuito de obter resultados consistentes e robustos, optou-se por eliminar um conjunto de variáveis cujo coeficiente de correlação fosse elevado, isto é, superior a 0.42, sob pena de distorcer os resultados. Assim, observou-se uma redução do número de variáveis independentes que ficaram agora reduzidas a oito que irão sustentar o modelo de regressão logística multivariado.

Posteriormente à análise das correlações entre as variáveis considerou-se pertinente analisar a existência diferenças estatisticamente significantes em cada rácio entre as empresas falidas e as empresas em atividade. Muito embora as generalidades dos investigadores se centrem apenas em torno de dois anos, para que seja possível compreender de forma mais detalhada o fenómeno em estudo, decidiu-se analisar os últimos cinco anos de elementos contabilísticos de cada empresa.

Conforme descrito na tabela 6, recorrendo a testes paramétricos (teste t) e não paramétricos (teste de Wilcoxon) constatou-se que ambos assinalaram, para um nível de significância de 5%, os mesmos indicadores. Tal, representa que muito embora os testes sustentem a sua análise com base em pressupostos diferentes, corroboram os mesmos resultados, o que confere maior credibilidade à sua análise.

Tabela 6: Médias, testes paramétricos e não paramétricos

	Indicador	Médias		TESTES	
		Ativas	Insolventes	Paramétrico	Não Paramétrico
N-1	EBT/INT	1.4516	-32.0292	33.48	7.102
	CCE/TA	0.1457	0.0336	0.112***	14.468***
	CA/SAL	1.4496	0.8114	0.638*	12.390*
	LTD/TA	0.4062	0.3239	0.0823	9.985
	CF/CL	0.2162	-0.0490	0.265***	8.888***
	QA/SAL	0.6238	0.1862	0.438***	13.639***
	CA/TA	0.6723	0.3247	0.348***	10.100***
	WK/TA	0.1736	0.0076	0.166***	8.091***
N-2	EBT/INT	108.2203	-114.2896	222.5*	6.384*
	CCE/TA	0.1331	0.0744	0.0587***	7.241***
	CA/SAL	1.4926	0.9611	0.532	5.805
	LTD/TA	0.3997	0.3453	0.0544	4.711
	CF/CL	0.1783	-0.0404	0.219***	8.106***
	QA/SAL	0.5386	0.3683	0.170*	6.912*
	CA/TA	0.6670	0.5624	0.105***	1.761***
	WK/TA	0.2047	0.0136	0.191***	6.604***
N-3	EBT/INT	40.9699	16.0581	24.91	5.228
	CCE/TA	0.1319	0.0820	0.0498***	5.636***
	CA/SAL	1.3777	1.5160	-0.138	1.484
	LTD/TA	0.4018	0.3961	0.00576	2.541
	CF/CL	0.1634	-0.0228	0.186**	6.704**
	QA/SAL	0.5352	0.4988	0.0364	3.087
	CA/TA	0.6691	0.6765	-0.00737	-2.118
	WK/TA	0.2157	0.1267	0.0890**	3.111**
N-4	EBT/INT	167.8959	28.3212	196.2	4.306
	CCE/TA	0.1339	0.0988	0.0351**	3.652**
	CA/SAL	1.1861	1.3761	-0.190	0.724
	LTD/TA	0.3829	0.3467	0.0362	2.887
	CF/CL	0.1182	0.0478	0.0704	4.061
	QA/SAL	0.4613	0.4974	-0.0360	1.699
	CA/TA	0.6686	0.7210	-0.0524*	-3.655*
	WK/TA	0.2263	0.1503	0.0760**	3.018**
N-5	EBT/INT	242.6141	37.1360	205.5	2.572
	CCE/TA	0.1374	0.0959	0.0415**	3.085**
	CA/SAL	1.2485	1.4068	-0.158	-0.158
	LTD/TA	0.3700	0.3256	0.0444	2.475
	CF/CL	0.1190	0.0120	0.107	4.349
	QA/SAL	0.5053	0.5255	-0.0202	0.700
	CA/TA	0.6687	0.7423	-0.0737**	-4.011**
	WK/TA	0.2271	0.2020	0.0251	1.422
* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001					

Fonte: elaboração própria

O passo seguinte foi averiguar, no mesmo horizonte temporal, a contribuição ou a influência de cada rácio sobre a insolvência, individualmente, recorrendo à análise logística univariada conforme podemos observar na tabela 7, à semelhança de Brîndescu-Olariu (2017) e Tserng *et al* (2014).

Tabela 7: Resultados da regressão logística univariada

	Rácio	Odds Ratio	P> Z	Z
N-1	EBT/INT	0.9996	0.299	-1.04
	CCE/TA	0.0010	0.000*	-6.33
	CA/SAL	0.9187	0.034*	-2.12
	LTD/TA	0.9374	0.435	-0.78
	CF/CL	0.6009	0.002*	-3.14
	QA/SAL	0.2415	0.000*	-4.92
	CA/TA	0.0971	0.000*	-9.82
	WK/TA	0.2116	0.000*	-5.05
N-2	EBT/INT	0.9997	0.060	-1.88
	CCE/TA	0.0676	0.000*	-4.25
	CA/SAL	0.9313	0.106	-1.61
	LTD/TA	0.8990	0.414	-0.82
	CF/CL	0.6238	0.003*	-2.97
	QA/SAL	0.7912	0.049*	-1.97
	CA/TA	0.4543	0.001*	-3.40
	WK/TA	0.2787	0.000*	-4.76
N-3	EBT/INT	0.9999	0.756	-0.31
	CCE/TA	0.1211	0.000*	-3.57
	CA/SAL	1.0137	0.619	0.50
	LTD/TA	0.9877	0.928	-0.09
	CF/CL	0.6126	0.002*	-3.07
	QA/SAL	0.9533	0.635	-0.47
	CA/TA	1.0705	0.788	0.27
	WK/TA	0.4502	0.002*	-3.06
N-4	EBT/INT	0.9995	0.100	-1.65
	CCE/TA	0.2361	0.011*	-2.55
	CA/SAL	1.0391	0.334	0.97
	LTD/TA	0.8986	0.514	-0.65
	CF/CL	0.8883	0.319	-1.00
	QA/SAL	1.0813	0.548	0.60
	CA/TA	1.7613	0.040*	2.05
	WK/TA	0.4707	0.005*	-2.78
N-5	EBT/INT	0.9999	0.446	-0.76
	CCE/TA	0.1960	0.003*	-2.93
	CA/SAL	1.0286	0.449	0.76
	LTD/TA	0.8111	0.329	-0.98
	CF/CL	0.7816	0.080	-1.75
	QA/SAL	1.0275	0.789	0.27
	CA/TA	2.4989	0.002*	3.04
	WK/TA	0.7638	0.335	-0.96
* p<0.05				

Fonte: elaboração própria

Considerando os dois anos mais recentes relativamente à insolvência, a melhoria de cada rácio contribui negativamente para a insolvência. A análise realizada sugere que a generalidade dos rácios, individualmente, são significativos na previsão de insolvência, à exceção de apenas 2, nomeadamente o EBT/INT e LTD/TA.

Por outro lado, no terceiro ano anterior à insolvência o panorama modifica-se. Tal representa que quer o CA/SAL como o CA/TA refletem um efeito positivo na insolvência,

isto é, contribuindo a favor. De qualquer modo a maioria dos indicadores deixou de ser significativo, com a exceção do CCE/TA, do CF/CL e do WK/TA. No período seguinte o cenário mantém-se semelhante ao período anterior ao nível do efeito individual, uma vez que para além dos descritos no período anterior, também o QA/SAL contribui a favor da insolvência. Na perspetiva da significância, a grande maioria não se apresenta como tal, à exceção do CCE/TA, do CA/TA e do WK/TA que mantém a sua significância.

Focando o ano mais longínquo considerado na análise, observa-se que o efeito individual dos rácios se mantém igual aos períodos anteriores. Ainda assim, o número de rácios significativos na previsão diminui relativamente ao período anterior, sendo excluído da lista o indicador WK/TA.

À luz do que seria expectável, à medida que o horizonte temporal aumenta relativamente à insolvência, o número de variáveis independentes que se assumem como significativas vai diminuindo, sugerindo que a capacidade de previsão se vai deteriorando conforme se dilata o período em análise. Uma vez conhecidos os resultados do efeito individual de cada indicador na previsão da insolvência, consideraram-se reunidas as condições para gerar o modelo de regressão logística multivariado, considerando o efeito simultâneo dos rácios, pelo que se obteve a seguinte equação: $Previsão = \beta_0 + \beta_1 \frac{EBT}{INT} + \beta_2 \frac{CCE}{TA} + \beta_3 \frac{CA}{SAL} + \beta_4 \frac{LTD}{TA} + \beta_5 \frac{CF}{CL} + \beta_6 \frac{QA}{SAL} + \beta_7 \frac{CA}{TA} + \beta_8 \frac{WK}{TA}$. Entenda-se que β_0 representa a constante, e β_1, \dots, β_8 representam os coeficientes dos indicadores para cada ano considerado.

Tabela 8: Regressão logística multivariada

	Rácios	Odds Ratio	Std Err	P> Z	Z
N-1	EBT/INT	1.0001	0.0005	0.738	0.33
	CCE/TA	0.0000	0.0000	0.001*	-3.28
	CA/SAL	0.7429	0.1367	0.107	-1.61
	LTD/TA	0.4152	0.1715	0.033*	-2.13
	CF/CL	0.2689	0.0955	0.000*	-3.70
	QA/SAL	1.3022	0.4488	0.444	0.77
	CA/TA	0.0793	0.0476	0.000*	-4.22
	WK/TA	0.2442	0.2076	0.097	-1.66
N-2	EBT/INT	0.9998	0.0001	0.500	-0.67
	CCE/TA	0.0567	0.0643	0.011*	-2.53
	CA/SAL	0.7051	0.1173	0.036*	-2.10
	LTD/TA	0.4824	0.1098	0.001*	-3.20
	CF/CL	0.4572	0.1314	0.006*	-2.72
	QA/SAL	1.4070	0.3394	0.157	1.42
	CA/TA	0.4107	0.1774	0.039*	-2.06
	WK/TA	0.2027	0.0975	0.001*	-3.32
N-3	EBT/INT	1.0001	0.0003	0.733	0.34
	CCE/TA	0.1229	0.1249	0.039*	-2.06
	CA/SAL	1.0082	0.0474	0.861	0.18
	LTD/TA	0.4718	0.1393	0.011*	-2.54
	CF/CL	0.3780	0.1033	0.000*	-3.56
	QA/SAL	0.7130	0.1928	0.211	-1.25
	CA/TA	1.1856	0.5271	0.702	0.38
	WK/TA	0.2414	0.1152	0.003*	-2.98
N-4	EBT/INT	0.9950	0.0028	0.080	-1.75
	CCE/TA	0.0092	0.0115	0.000*	-3.72
	CA/SAL	0.5521	0.1164	0.005*	-2.82
	LTD/TA	0.4085	0.1547	0.018*	-2.36
	CF/CL	0.8400	0.1678	0.383	-0.87
	QA/SAL	2.4307	0.9670	0.026*	2.23
	CA/TA	3.4642	1.7700	0.015*	2.43
	WK/TA	0.1954	0.1029	0.002*	-3.10
N-5	EBT/INT	1.0003	0.0007	0.628	0.48
	CCE/TA	0.0272	0.0338	0.004*	-2.90
	CA/SAL	0.9904	0.0741	0.898	-0.13
	LTD/TA	0.5298	0.2260	0.137	-1.49
	CF/CL	0.7087	0.1660	0.142	-1.47
	QA/SAL	0.9639	0.2668	0.894	-0.13
	CA/TA	2.9865	1.7368	0.060	1.88
	WK/TA	0.5656	0.2960	0.276	-1.09
* p<0.05					

Fonte: elaboração própria

Para entender a dinâmica do modelo é pertinente analisar as *odds ratio* dos indicadores. Estes valores são obtidos pela exponencial dos coeficientes dos parâmetros do modelo e indicam a influência que a variação de uma unidade de rácio produz na probabilidade de insolvência. Isto é, o aumento de um rácio numa unidade implica que a probabilidade de a empresa ser insolvente seja multiplicada pelo valor das *odds*. Assim, *odds* inferiores a 1 atenuam a probabilidade de insolvência e *odds* superiores a 1 amplificam a probabilidade de uma empresa ser insolvente. Tal como se pode observar na tabela 8, no

primeiro período considerado para a análise apenas os indicadores EBT/INT e QA/SAL contribuem positivamente para a insolvência, isto é, o aumento destes rácios aumenta a probabilidade de uma empresa entrar em insolvência. Colocando o foco ao nível da significância, metade dos rácios assumem-se como significativos na previsão da insolvência, nomeadamente: CCE/TA, LTD/TA, CF/CL e CA/TA.

No segundo ano anterior à insolvência apenas o efeito do QA/SAL aumenta a probabilidade de uma empresa ser insolvente, sendo que todos os rácios se assumem como significativos na previsão da insolvência, à exceção do EBT/INT e do QA/SAL.

Já no terceiro ano em análise o cenário altera-se. Todos os indicadores contribuem negativamente para a insolvência, isto é, o seu crescimento diminui a probabilidade de uma empresa se tornar insolvente. Também ao nível da significância se verificam alterações, sendo que apenas o CCE/TA, CF/CL, LTD/TA e o WK/TA são variáveis significativas.

Colocando o foco no quarto ano mais distante da insolvência, é possível constatar que apenas os efeitos dos indicadores QA/SAL e o CA/TA contribuem para a insolvência, contrariamente aos restantes. Relativamente às variáveis independentes, o número de variáveis significativas aumentou, sendo que apenas o EBT/INT e o CF/CL não evidenciam uma significância ao nível de 5%. Também aqui o efeito global dos rácios foi positivo, permitindo que o modelo aumente o número de variáveis significativas, comparativamente à análise univariada.

No período mais distante o aumento dos rácios EBT/INT e CA/TA sinalizam uma probabilidade maior de insolvência. Neste período o número de variáveis significativas diminuiu consideravelmente, sendo que apenas o CCE/TA se assume como um indicador significativo.

É relevante realçar que, contrariamente à análise univariada, a análise multivariada é interessante para o modelo. Ainda assim, é importante clarificar que no ano mais longínquo o número de variáveis independentes, cuja significância é relevante, diminuiu comparativamente aos períodos anteriores, evidenciando também alguma dificuldade na precisão do modelo num prazo mais distante.

Deve ainda referenciar-se o indicador LTD/TA, que muito embora não conste nos resultados obtidos em investigações anteriores, apresenta uma performance interessante sobre a variável dependente, na medida em que se revelou significativo em quatro dos cinco períodos em estudo.

Por fim, deve salientar-se ainda a performance do indicador WK/TA, que se assume como significativo em três dos cinco períodos. Para além de se revelar interessante nos resultados desta investigação, corrobora ainda com os resultados obtidos por Gissel *et al*, (2007), Jackendoff (1962) e por Smith e Winakor (1935).

No seguimento das suas investigações, Smith e Winakor (1935) concluíram que a performance do indicador CA/TA diminui, à medida que a empresa se vai aproximando da falência. Contrariamente a estas evidências, os resultados obtidos no contexto português sugerem que não é possível observar-se um padrão. Uma vez que se trata de um indicador cuja relevância sobressai nos dois anos mais recentes relativamente à insolvência bem como no período mais longínquo, a presente investigação não sustenta os resultados anteriormente obtidos.

Por outro lado, Beaver (1966) revelou que o *cash flow* fornece informação insuficiente na previsão de falência das empresas. Contrariamente, os resultados obtidos sugerem que se trata de um indicador relevante na previsão da insolvência empresarial. O CF/CL trata-se de um indicador que revelou a sua significância nos três períodos mais recentes em análise, sugerindo que se trata de um indicador que pode fornecer informação relevante, contrariamente às conclusões enunciadas pelo investigador referido.

Uma vez que os resultados obtidos não corroboram na sua totalidade com os resultados já alcançados por outros investigadores considerou-se pertinente aferir a eficácia do modelo. De acordo com o trabalho de Hosmer, Lemeshow e Sturdivant (2013), a adequabilidade do modelo poder ser medida por meio da Curva de ROC, considerando o valor da área abaixo da curva. Deste modo, os resultados obtidos revelam uma AUC que varia entre 0.6314 no período mais longínquo e entre 0.9254, no período mais recente, como se pode observar pela Tabela 9.

Tabela 9: AUC e taxa de acerto do modelo de regressão logística multivariada

Modelo	N-1	N-2	N-3	N-4	N-5
AUC	0,9254	0,7894	0,7097	0,7374	0,6314
Taxa de Acerto	83,65%	69,94%	68,86%	69,87%	58,30%

Fonte: elaboração própria

Assim, o modelo desenvolvido classifica-se como pouco relevante no ano de previsão mais longínquo, facto que corrobora com os resultados da análise logística multivariada. Posteriormente, do segundo ao quarto períodos em análise o modelo melhora a sua adequabilidade, sendo já classificada como uma discriminação “aceitável” (Brîndescu-Olariu, 2017). O auge centra-se em torno do período mais recente, onde o modelo revela

uma discriminação superior a 0.9, classificada como “excelente”, sendo o maior grau de classificação que poderia ser obtido (Brîndescu-Olariu, 2017).

A análise da tabela 7 permite ainda avaliar a taxa de acerto do modelo que varia entre 58% a 84% para o quinto e primeiro períodos, respetivamente. À luz do que seria expectável dado os resultados anteriormente comentados, a taxa de acerto e, portanto, a adequabilidade do modelo, são tanto maiores quanto menor o horizonte temporal considerado para análise. Tal representa que a dificuldade em prever a insolvência empresarial diminui à medida que a saúde financeira da empresa se vai deteriorando, sustentando também os resultados obtidos pelo modelo.

Considerando-se que estamos perante um modelo interessante na previsão da insolvência empresarial, é relevante abordar o *output* do modelo. Sempre que a informação de uma empresa é submetida, o modelo irá devolver um *score*.

Para este efeito e, à semelhança de investigadores anteriores, nomeadamente Altman (1968) e Ohlson (1980), quando o *output* do modelo for superior a 0, entende-se que a empresa tem uma probabilidade igual ou superior a 50% de ser insolvente. O reverso da moeda, ou seja, sempre que o modelo devolva um *score* inferior a 0, considera-se que a probabilidade de uma empresa se tornar insolvente está abaixo de 50%. Para chegar a estes valores, o *score* obtém-se multiplicando os indicadores de uma empresa pelos parâmetros estimados na regressão logística. Assim, com base no modelo estimado com a informação relativa ao segundo ano anterior à insolvência o *score* obtém-se simplesmente com a seguinte equação: $Score\ s - 2 = 1.3268 + (-0,0001)\frac{EBT}{INT} + (-2,8690)\frac{CCE}{TA} + (-0,3494)\frac{CA}{SAL} + (-0,7288)\frac{LTD}{TA} + (-0,7824)\frac{CF}{CL} + 0,3415\frac{QA}{SAL} + (-0,8898)\frac{CA}{TA} + (-1,5960)\frac{WK}{TA}$.

Assim, este *score* possibilita que as empresas sejam analisadas e que se realize uma previsão de insolvência, com base num apetite de risco pretendido, por forma a facilitar o processo de tomada de decisão.

6. Conclusão

Muito embora se esteja a investigar um tema que nos últimos anos tem atraído a atenção dos investigadores, principalmente a partir da crise que se fez sentir a nível mundial em 2008, o estado da arte revela que a literatura apresenta uma grande fragmentação, remetendo para uma heterogeneidade de resultados. Assim, considera-se que as investigações realizadas não permitem formar teorias robustas, resultando em lacunas que necessitam de ser colmatadas, o que realça a necessidade imperativa de investigar o tema em maior profundidade (Shi & Li, 2019).

Após se reunir o conjunto de indicadores identificados como relevantes pelos investigadores, considerou-se pertinente determinar os coeficientes de correlação entre as variáveis. A observação de correlações elevadas entre indicadores financeiros justifica-se pela presença de elementos comuns nos diversos indicadores, ao nível das rúbricas consideradas para o seu cálculo.

Após terem sido eliminados os indicadores que evidenciavam fortes correlações, considerou-se pertinente analisar a existência de diferenças estatisticamente significantes em cada rácio relativamente aos grupos de empresas insolventes e em atividade, num horizonte temporal de cinco anos anteriores à data de insolvência.

À luz do que seria expectável, os resultados da análise logística univariada sugerem que à medida que o horizonte temporal dilata relativamente à insolvência, o número de variáveis independentes que se assumem como significativas na previsão de insolvência vai diminuindo, sugerindo que a capacidade de previsão se vai deteriorando conforme se aumenta o período em análise.

Uma vez conhecidos os resultados do efeito individual de cada indicador na previsão da insolvência, com o intuito de desenvolver um modelo de previsão eficaz, realizou-se a análise logística multivariada, permitindo concluir acerca dos indicadores relevantes na previsão da insolvência empresarial, considerando o efeito global dos mesmos.

Constatou-se que no ano mais longínquo o número de variáveis independentes, cuja significância é relevante diminuiu, comparativamente aos períodos anteriores, evidenciando também alguma dificuldade na precisão do modelo num prazo mais distante.

Em suma, pode constatar-se que o único indicador significativo em todos os períodos testados é o CCE/TA, assemelhando-se aos resultados obtidos num dos primeiros estudos sobre esta temática de Smith e Winakor (1935).

Por outro lado, embora não seja referenciado pelos autores como um indicador relevante, os resultados sugeriram que o rácio LTD/TA apresenta uma performance interessante sobre a variável dependente, na medida em que se revelou significativo em quatro dos cinco períodos em estudo. É importante assinalar que o parâmetro obtido revela que aumentos neste indicador de endividamento a longo prazo diminuem as hipóteses de insolvência. À primeira vista isto poderia parecer paradoxal, mas aparenta que o indicador se comporta como uma *proxy* para a capacidade de endividamento da empresa.

A corroborar com investigações anteriores, nomeadamente Gissel *et al*, (2007), Jackendoff (1962) e por Smith e Winakor (1935), os resultados evidenciam ainda a boa performance do indicador WK/TA, que se assume como significativo em três dos cinco períodos.

Por outro lado, em contraste com as conclusões enunciadas por um dos investigadores mais citados, Beaver (1966), os resultados demonstram que o rácio CF/CL é um indicador significativo nos três períodos mais próximos da insolvência, sugerindo que se trata de um indicador relevante.

Uma vez estimados os indicadores financeiros relevantes, comparativamente àqueles enunciados na literatura, os resultados permitiram o desenvolvimento de um modelo de previsão de insolvência empresarial adequado ao panorama português permitindo, assim, cumprir a realização de todos os objetivos previamente propostos.

Muito embora os resultados sejam sustentados por uma amostra considerável, deve reconhecer-se que se trata de uma pequena amostra relativamente ao universo empresarial português, pelo se reconhece aqui uma limitação ao estudo realizado. Nesta perspetiva, sugere-se que futuras investigações se debrucem sobre uma amostra de maior dimensão, suscetível de obter resultados ainda mais robustos para que se obtenha um modelo com o maior grau de fiabilidade possível na capacidade de previsão da insolvência empresarial.

7. Bibliografia

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Ashraf, S., G. S. Félix, E., & Serrasqueiro, Z. (2019). Do Traditional Financial Distress Prediction Models Predict the Early Warning Signs of Financial Distress? *Journal of Risk and Financial Management*. <https://doi.org/10.3390/jrfm12020055>
- Avi-Yonah, R. S. (2006). *Corporate Social Responsibility and Strategic Tax Behavior*. SSRN. <https://doi.org/10.2139/ssrn.944793>
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Brîndescu-Olariu, D. (2017). Bankruptcy prediction logit model developed on Romanian paired sample Yearly bankruptcy frequency in Romania. *Theoretical and Applied Economics*.
- Cardoso, M. (2018). *Causas da insolvência das pequenas e médias empresas: a perceção dos empresários dos concelhos de Castelo Branco e da Covilhã*. Universidade da Beira Interior.
- Christopoulos, A. G., Dokas, I. G., Kalantonis, P., & Koukkou, T. (2019). Investigation of financial distress with a dynamic logit based on the linkage between liquidity and profitability status of listed firms. *Journal of the Operational Research Society*. <https://doi.org/10.1080/01605682.2018.1460017>
- Dias, A., & Teixeira, A. A. C. (2017). The anatomy of business failure: A qualitative account of its implications for future business success. *European Journal of Management and Business Economics*. <https://doi.org/10.1108/EJMBE-07-2017-001>
- FitzPatrick, P. J. (1932). A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises With Those of Failed Companies. *Certified Public Accountant*.
- Giriūniene, G., Giriūnas, L., Morkunas, M., & Brucaite, L. (2019). A comparison on leading methodologies for bankruptcy prediction: The case of the construction sector in Lithuania. *Economies*. <https://doi.org/10.3390/economies7030082>
- Gissel, J., Giacomino, D., & Akers, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present. *Journal of Financial Education*.
- Gruszczyński, M. (2019). On Unbalanced Sampling in Bankruptcy Prediction. *International Journal of Financial Studies*, 7(2), 28. <https://doi.org/10.3390/ijfs7020028>

- Gruszynski, M. (2019). On Unbalanced Sampling in Bankruptcy Prediction. *International Journal of Financial Studies*.
- Günther, H. (2006). Pesquisa qualitativa versus pesquisa quantitativa: Esta é a questão? *Psicologia: Teoria e Pesquisa*. <https://doi.org/10.1590/s0102-37722006000200010>
- Hernandez Tinoco, M., & Wilson, N. (2013). Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2013.02.013>
- Hosmer, D., Lemeshow, S., & Sturdivant, X. (2013). *Applied Logistic Regression* (3rd ed.). New Jersey: Wiley.
- Indriyanti, M. (2019). The Accuracy of Financial Distress Prediction Models: Empirical Study on the World's 25 Biggest Tech Companies in 2015–2016 Forbes's Version. Knowledge E. Retrieved from https://pdfs.semanticscholar.org/2c8d/f9b6bod4064e7a7e6e652fbb467983b4026f.pdf?_ga=2.31210751.1137474970.1578347006-206634121.1578347006
- Jackendoff, N. (1962). *A Study of Published Industry Financial and Operating Ratios*. (T. University, Ed.). Philadelphia: Bureau of Economic and Business Research.
- Jayasekera, R. (2018). Prediction of company failure: Past, present and promising directions for the future. *International Review of Financial Analysis*. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2017.08.009>
- Jean Lee, S. K. (1992). Quantitative versus qualitative research methods - Two approaches to organisation studies. *Asia Pacific Journal of Management*. <https://doi.org/10.1007/BF01732039>
- Lakatos, E., & Marconi, M. (1991). *Metodologia Científica* (2ª). Atlas São Paulo.
- Lei, H. Y., & Luo, J. H. (2008). Empirical study of corporation credit default probability based on Logit model. In *2008 International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, WiCOM 2008*. <https://doi.org/10.1109/WiCom.2008.2276>
- Lisboa, J., Coelho, A., Coelho, F., Almeida, F., & Martins, A. (2008). *Introdução à gestão de organizações* (2º). Vida Económica.
- Merwin, C. (1942). *Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926-1936*. New York: National Bureau of Economic Research.
- Muñoz-Izquierdo, N., Laitinen, E. K., Camacho-Miñano, M. del M., & Pascual-Ezama, D. (2019). Does audit report information improve financial distress prediction over Altman's traditional Z-Score model? *Journal of International Financial Management and Accounting*. <https://doi.org/10.1111/jifm.12110>

- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Ross, S., Westerfield, R., & Jaffe, L. (1999). *Corporate finance* (second). Homewood IL: Irwin.
- Sharma, A. (1997). Professional as agent: Knowledge asymmetry in agency exchange. *Academy of Management Review*.
<https://doi.org/10.5465/AMR.1997.9708210725>
- Shi, Y., & Li, X. (2019). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. *Intangible Capital*.
<https://doi.org/10.3926/ic.1354>
- Smith, R., & Winakor, A. (1935). *Changes in Financial Structure of Unsuccessful Industrial Corporations*. (BBR N.51). Urbana: University of Illinois Press.
- Stoian, C. D. (2012). Corporate Social Responsibility Versus Tax Avoidance Practices. *Annals of the University of Oradea, Economic Science Series*.
- Sun, J., Li, H., Huang, Q. H., & He, K. Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*.
<https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.12.006>
- Tserng, H. P., Chen, P. C., Huang, W. H., Lei, M. C., & Tran, Q. H. (2014). Prediction of default probability for construction firms using the logit model. *Journal of Civil Engineering and Management*. <https://doi.org/10.3846/13923730.2013.801886>
- Van Horne, J. (1977). *Financial Management and Policy* (4^a). Prentice-Hall.
- Wruck, K. H. (1990). Financial distress, reorganization, and organizational efficiency. *Journal of Financial Economics*. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(90\)90063-6](https://doi.org/10.1016/0304-405X(90)90063-6)

8. Anexos

8.1. Anexo I: Correlação entre as variáveis

	CR	EBT/TA	CCE/SAL	QCK/TA	CA/SAL	EBT/INT	OPR/TA	LTD/TA	SHF/TA	CCE/CL	CF/CL	QA/SAL	SAL/STK	DBT/SAL	CA/TA	WK/SAL	WK/TA
CR	1																
EBT/TA	0,089	1															
CCE/TA	0,269	0,0816	1														
QCK/TA	0,333	0,0994	0,6291	1													
CA/SAL	0,361	0,0191	-0,0111	0,083	1												
EBT/INT	0,212	0,3507	-0,0232	0,0564	0,2521	1											
OPR/TA	0,135	-0,094	0,3371	0,3804	-0,1234	-0,0503	1										
LTD/TA	0,085	-0,2662	0,0031	0,0042	0,0831	-0,1817	0,1445	1									
SHF/TA	0,126	0,6885	0,0509	0,0864	0,0905	0,2156	-0,2237	-0,4067	1								
CCE/CL	0,634	0,0758	0,6054	0,3637	0,0101	0,0011	0,1392	0,0166	0,1069	1							
CF/CL	0,29	0,7301	0,1306	0,1645	0,0239	0,2069	-0,005	-0,0866	0,6521	0,1737	1						
QA/SAL	0,361	0,054	0,2029	0,4932	0,4533	0,4886	-0,0155	0,0401	0,0716	0,1351	0,085	1					
SAL/STK	0,208	0,0334	0,4714	0,3506	-0,0402	-0,0381	0,184	0,0416	0,0258	0,3899	0,063	0,0984	1				
DBT/SAL	0,303	0,039	-0,02	0,3771	0,436	0,5181	-0,0334	0,0308	0,0717	-0,0082	0,059	0,9611	-0,0023	1			
CA/TA	0,431	-0,0088	0,4337	0,7043	0,3535	0,0668	0,5254	0,1222	-0,0333	0,2309	0,037	0,341	0,2259	0,2601	1		
WK/SAL	0,431	0,147	0,0339	0,1055	0,5538	0,2781	-0,031	-0,0103	0,2317	0,0916	0,075	0,3672	-0,0031	0,3757	0,2578	1	
WK/TA	0,387	0,1577	-0,0979	0,2802	0,3782	0,0503	0,0297	-0,0429	0,1995	0,0396	0,069	0,2566	-0,0557	0,2696	0,4521	0,3566	1